

# 基于舌象的桥本甲状腺炎智能鉴别研究

张孟涵<sup>1</sup>, 张彪<sup>1</sup>, 王雨晴<sup>2</sup>, 张斌<sup>2</sup>, 李佳<sup>1</sup>, 宋梓瑜<sup>1</sup>, 韩佳琦<sup>1</sup>, 张琪<sup>1</sup>, 阮婷<sup>2</sup>,  
孙航<sup>1\*</sup>, 崔建春<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>沈阳理工大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳

<sup>2</sup>辽宁省人民医院(中国医科大学人民医院)甲乳外科, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2026年4月26日; 录用日期: 2026年5月19日; 发布日期: 2026年5月26日

## 摘要

桥本甲状腺炎是免疫相关的甲状腺炎性疾病, 发病率逐年升高。甲状腺功能减退(简称“甲减”)是桥本甲状腺炎最常见的并发症, 舌象作为中医诊断的重要依据, 能够反映机体的整体生理与病理状态, 在疾病无创筛查中具有潜在应用价值。针对传统舌诊方法依赖人工经验, 主观性较强且缺乏标准化量化分析手段等问题, 本文提出了一种基于深度学习的甲减舌象二分类智能诊断方法。首先, 对舌体区域裁剪并做颜色归一化及多尺度数据增强等预处理策略, 以提升模型对关键舌象特征的特征能力。在模型设计方面, 选取EfficientNet-B0和ResNet两种代表性深度学习架构, 在统一实验设置下进行系统对比, 并从分类精度、推理效率及泛化能力等多个维度进行综合评估。实验结果表明, 所提出方法在不同模型上均取得良好性能, 其中ResNet在综合性能上表现最优, 在测试集上取得较高分类准确率, 并在精度与计算效率之间实现良好平衡。同时, 在小样本训练条件下, 模型仍能够保持稳定的分类表现, 体现出良好的泛化能力。本研究表明, 基于深度学习的舌象分析方法能够有效提升甲减筛查的客观性与准确性。所提出系统具备无创、低成本及可扩展等优势, 尤其适用于基层医疗场景, 为甲状腺疾病的早期筛查与智能化辅助诊断提供了一种具有重要临床应用潜力的技术路径。

## 关键词

桥本甲状腺炎, 智能分类, 深度学习, EfficientNet-B0, ResNet

# Research on Intelligent Identification of Hashimoto's Thyroiditis Based on Tongue Images

Menghan Zhang<sup>1</sup>, Biao Zhang<sup>1</sup>, Yuqing Wang<sup>2</sup>, Bin Zhang<sup>2</sup>, Jia Li<sup>1</sup>, Ziyu Song<sup>1</sup>, Jiaqi Han<sup>1</sup>,  
Qi Zhang<sup>1</sup>, Ting Ruan<sup>2</sup>, Hang Sun<sup>1\*</sup>, Jianchun Cui<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang Liaoning

\*通讯作者。

文章引用: 张孟涵, 张彪, 王雨晴, 张斌, 李佳, 宋梓瑜, 韩佳琦, 张琪, 阮婷, 孙航, 崔建春. 基于舌象的桥本甲状腺炎智能鉴别研究[J]. 建模与仿真, 2026, 15(5): 148-156. DOI: 10.12677/mos.2026.155079

<sup>2</sup>Department of Thyroid and Breast Surgery, Liaoning Provincial People's Hospital (People's Hospital of China Medical University), Shenyang Liaoning

Received: April 26, 2026; accepted: May 19, 2026; published: May 26, 2026

## Abstract

Hashimoto's thyroiditis is an immune-related thyroid inflammatory disease, and its incidence has been increasing year by year. Hypothyroidism (commonly referred to as "hypothyroidism") is the most common complication of Hashimoto's thyroiditis. Tongue diagnosis, as an important basis for traditional Chinese medicine (TCM) diagnosis, can reflect the body's overall physiological and pathological status. It holds potential value for non-invasive screening in diseases. To address the problems with traditional tongue diagnosis methods, which rely on human experience, are subjective, and lack standardized quantitative analysis tools, this paper proposes a deep learning-based intelligent diagnosis method for hypothyroidism tongue images with binary classification. First, the tongue region is cropped, followed by color normalization and multi-scale data augmentation pre-processing strategies to enhance the model's ability to represent key tongue image features. For model design, two representative deep learning architectures, EfficientNet-B0 and ResNet, are selected and systematically compared under a unified experimental setup. The comparison includes evaluation in multiple dimensions, such as classification accuracy, inference efficiency, and generalization ability. Experimental results show that the proposed method performs well across different models, with ResNet achieving the best overall performance, attaining high classification accuracy on the test set, and achieving a good balance between precision and computational efficiency. Additionally, under small sample training conditions, the model still maintains stable classification performance, demonstrating good generalization ability. This study demonstrates that deep learning-based tongue image analysis can significantly improve the objectivity and accuracy of hypothyroidism screening. The proposed system offers advantages such as non-invasiveness, low cost, and scalability. It is especially suitable for primary healthcare settings, providing a technology path with significant clinical application potential for early screening and intelligent auxiliary diagnosis of thyroid diseases.

## Keywords

Hashimoto's Thyroiditis, Intelligent Classification, Deep Learning, EfficientNet-B0, ResNet

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 前言

甲状腺功能减退症是一类高发的内分泌系统疾病，其早期临床表现隐匿且缺乏特异性，易导致漏诊与误诊[1]，进而延误最佳干预时机。流行病学研究表明，全球约有近 10% 的成年人受到甲状腺相关疾病的影响[2]，但其中相当比例患者处于未被诊断或亚临床状态，亟需更加高效的早期筛查手段。

目前，甲状腺疾病的临床诊断主要依赖血液生化检测(如促甲状腺激素 TSH、三碘甲状腺原氨酸 T3 及甲状腺素 T4) [3]以及影像学检查(如超声成像)。尽管上述方法在临床实践中已被广泛应用，但仍存在一定局限性：血液检测具有一定侵入性，且依赖专业实验室设备；超声检查则对操作者经验依赖较强，同时受

制于医疗资源配置水平。因此，在基层医疗环境中，这些方法的可及性与普及性仍然有限。如何构建一种无创、便捷且具备较高准确性的辅助筛查手段，成为当前甲状腺疾病早期诊断领域亟待解决的重要问题。

舌象作为中医诊断的重要组成部分，被认为能够反映机体整体的生理与病理状态，在疾病识别与健康评估中具有独特价值。研究表明，不同甲状腺疾病在舌象上具有一定特征性表现，例如甲减患者多表现为舌质淡白、舌苔厚腻[4][5]，而桥本甲状腺炎患者则可能呈现舌质偏淡、舌苔白滑等变化。这些特征为利用舌象进行疾病辅助筛查提供了理论依据。然而，传统舌诊方法主要依赖医师经验判断，存在主观性强、重复性差及难以量化等问题，限制了其在现代医学体系中的推广应用。

近年来，随着人工智能技术的快速发展，基于计算机视觉的舌象自动分析逐渐成为研究热点。早期研究多采用传统机器学习方法，通过人工提取舌象颜色、纹理等特征，并结合支持向量机(SVM)、随机森林(RF)及逻辑回归(LR)等算法实现分类任务[6][7]。例如，有研究表明基于舌象特征的机器学习模型在桥本甲状腺炎及其相关功能异常的识别中具有一定效果。然而，这类方法对特征工程依赖较强，难以充分挖掘复杂图像中的深层信息。

随着深度学习的发展，尤其是卷积神经网络的广泛应用，舌象分析的性能得到了显著提升。相关研究利用 YOLO、U-Net 及 ResNet 等模型实现舌体分割

与特征提取，在舌象分类及病理特征识别任务中取得了较好效果[8][9]。然而，现有研究仍面临若干挑战[10]：一方面，舌象数据集规模有限且采集条件差异较大，容易导致模型过拟合及泛化能力不足[11]；另一方面，多数研究缺乏对模型决策过程的可解释性分析，降低了其在临床应用中的可信度。因此，构建兼具高精度、良好泛化能力及可解释性的舌象分析模型具有重要研究意义[12]。

针对上述问题，本文提出了一种基于深度学习的甲减舌象二分类智能诊断方法。首先，基于裁剪出的舌体区域构建标准化舌象数据集，并结合颜色归一化及多尺度数据增强等预处理策略，以提升模型对关键舌象特征的代表能力。在模型设计方面，选取 EfficientNet-B0 和 ResNet 两种代表性深度学习架构，在统一实验设置下进行系统对比，并从分类精度、推理效率及泛化能力等多个维度进行综合评估。

## 2. 实验方法

### (a) 图像获取

本研究使用华为手机(型号 N-zone S7 pro+)在固定的光线下拍摄，患者取坐位，面向光亮处，舌体放松，舌尖轻抵下齿，舌面自然展开光线均匀，手机镜头与舌面平行，距离约 20~30 厘米，确保舌体完整入镜，背景为纯白色，避免强光或阴影干扰收集，本研究使用辽宁省人民医院采集的舌象数据集 452 张正面的舌象图片。

为了确保数据集的代表性，选择具有不同年龄段的舌象照片，包括健康和非健康的数据。此外，所有图像均通过标准化的图像采集流程进行获取，排除了设备故障或图像质量问题可能带来的影响。

### (b) 数据处理

所有图像数据在输入模型之前进行了去噪、格式转换等处理。所有图像统一缩放至  $224 \times 224$  像素，以适配 EfficientNet-B0 的输入要求。图像经过标准化处理，使用 ImageNet 的均值[0.485, 0.456, 0.406]和标准差[0.229, 0.224, 0.225]。数据集按 7:2:1 比例划分为训练集、验证集和测试集，从而确保模型训练和验证的科学性与可靠性。

### (c) 数据增强和舌象裁剪

本研究采用 Albumentations 库实现数据增强，综合考虑舌诊图像的特点，设计了包含几何变换、颜色增强和噪声增强的温和增强策略，在增加样本多样性的同时保护舌象的关键诊断特征。

在几何变换方面，本研究采用水平翻转模拟不同的拍摄角度，以及仿射变换模拟实际采集中的位置

偏移和尺度变化。仿射变换的参数设置为：平移范围  $\pm 10\%$ 、缩放范围  $\pm 15\%$ 、旋转角度  $\pm 15^\circ$ ，确保增强后的图像仍保持舌象的自然形态。在颜色增强方面，本研究使用 ColorJitter 和 RandomBrightnessContrast 两种方法。ColorJitter 同时调整图像的亮度、对比度、饱和度和色调，模拟不同光源和相机参数下的成像效果。RandomBrightnessContrast 独立调整亮度和对比度，进一步增强模型对光照变化的鲁棒性。色调的调整范围设置较小，以避免过度改变舌象的颜色特征。此外，本研究引入轻微模糊增强模拟实际采集中可能出现的轻微失焦或运动模糊，使模型适应不同清晰度的拍摄条件。

为减少背景干扰并提升后续分类模型对关键舌象特征的提取能力，本文首先对原始舌象图像进行舌体区域裁剪处理。由于舌象采集过程中存在光照变化、背景复杂及个体差异等问题，直接使用原始图像进行分类可能会引入冗余信息，从而影响模型性能。因此，引入高精度的舌体裁剪方法对于构建标准化数据集具有重要意义。

本研究采用基于编码器-解码器结构的 U-Net 模型对舌体区域进行自动裁剪。U-Net 模型最初应用于医学图像分类分割任务，其通过对称的下采样与上采样结构，能够有效融合不同尺度的特征信息，从而实现对目标区域的精确定位。在编码阶段，模型通过连续的卷积与池化操作提取图像的高层语义特征；在解码阶段，通过上采样操作逐步恢复空间分辨率，并结合跳跃连接融合浅层细节特征，从而提升裁剪的舌体部分边界的精细程度。

在训练过程中，输入为原始舌象图像，输出为裁剪后的舌体部分。为提高模型的泛化能力，对训练数据进行了多种数据增强处理，包括随机旋转、水平翻转及尺度变换等。同时，采用交叉熵损失函数对模型进行优化，以增强对舌体区域的裁剪能力。经过训练后，U-Net 模型能够准确提取舌体区域，并有效去除背景干扰。裁剪的舌体部分结果作为后续舌象分类任务的输入，使模型更加聚焦于舌质颜色及纹理等关键特征，从而提升整体分类性能。

本研究所采用的 U-Net 模型在舌体区域裁剪的舌体部分任务中取得了较高的裁剪的舌体部分精度，能够为后续分类模型提供高质量的输入数据，从而提升整体系统的稳定性与可靠性。

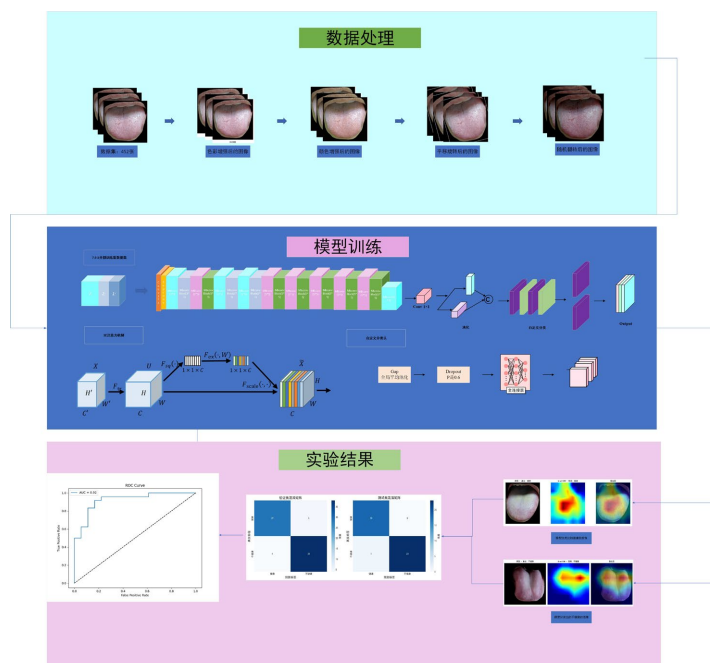


Figure 1. EfficientNet-B0 experimental pathway diagram  
图 1. EfficientNet-B0 实验路径图

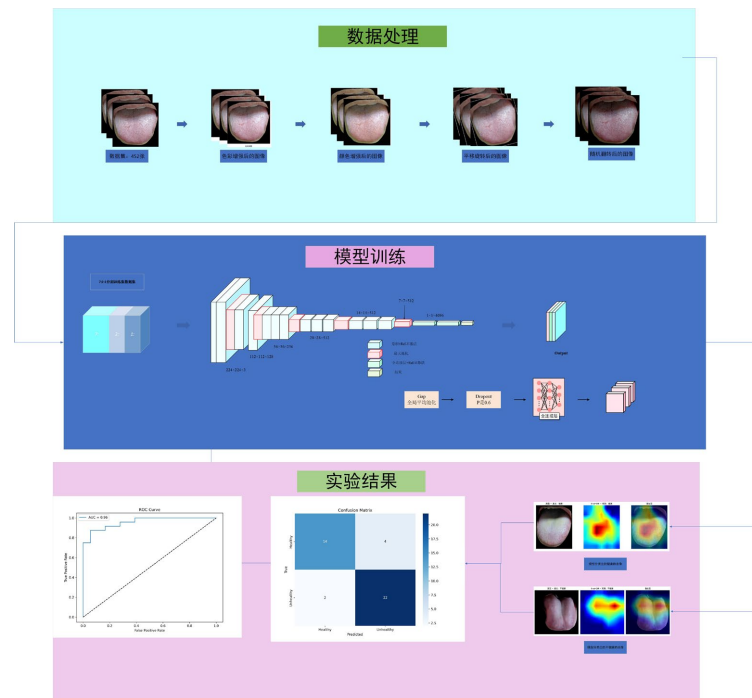


Figure 2. ResNet experimental pathway diagram  
图 2. ResNet 实验路径图

### (c) 网络结构模型

基于前期构建舌象裁剪的舌体部分后的高质量标注数据集，为系统评估不同网络结构在舌象分类任务中的性能差异，本研究围绕着对舌象分类的方法选取了 EfficientNet-B0 和 ResNet 两种网络架构，两个完整的实验设计流程见图 1，图 2。

EfficientNet-B0 通过复合缩放策略在网络深度、宽度及输入分辨率三个维度进行联合优化，从而在保证计算效率的同时实现较高的分类性能。该网络以卷积 Stem 层作为输入特征提取模块，将原始 RGB 图像映射为高维特征表示；随后通过多层移动倒置瓶颈卷积模块进行特征学习。MBCConv 模块结合  $1 \times 1$  扩展卷积、深度可分离卷积及  $1 \times 1$  投影卷积，在降低计算复杂度的同时提升特征表达能力，并引入 Squeeze-and-Excitation 注意力机制对通道特征进行自适应重标定，同时通过残差连接增强梯度传播能力。在此基础上，本文对其分类头结构进行了针对性改进：移除原始全连接层，构建包含全局平均池化、高比例 Dropout ( $p = 0.6$ )及全连接层的自定义分类头，其形式为：

$$y = FC(Dropout(GAP(x))) \quad (1)$$

其中，Dropout 概率设置为 0.6，以增强模型在小样本条件下的泛化能力。

此外，采用基于 ImageNet 预训练权重的迁移学习策略进行模型初始化，从而加速模型收敛并提升特征提取能力。该设计在显著减少参数数量的同时，有效缓解小样本场景下的过拟合问题，从而提升模型的泛化能力。此外，采用基于 ImageNet 预训练权重的迁移学习策略进行模型初始化，以利用大规模数据中学习到的通用视觉特征，加速模型收敛并提升整体性能。

ResNet 作为经典残差网络，通过引入残差学习机制有效缓解深层网络训练中的梯度消失与性能退化问题，其核心思想是学习输入与输出之间的残差映射关系：

$$y = F(x) + xy \quad (2)$$

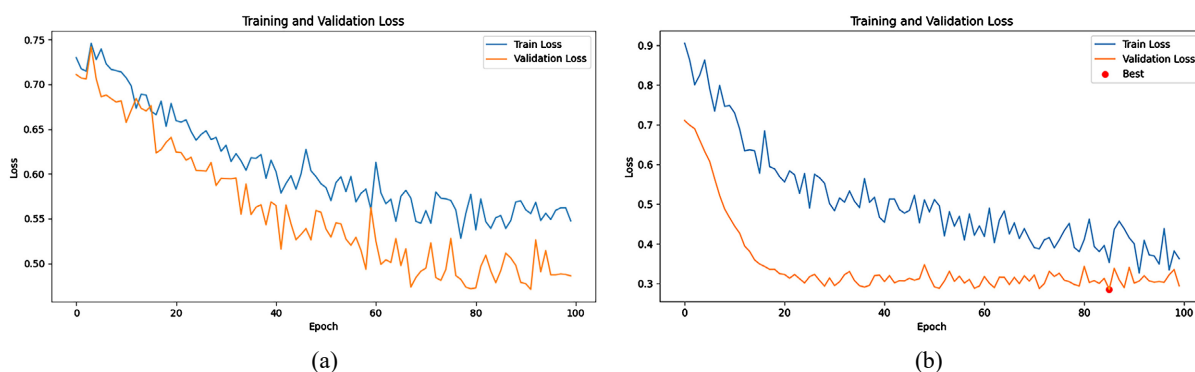
其中, 其中,  $x$  为输入特征,  $F(x)$ 表示卷积变换后的特征映射。

该结构通过恒等映射建立跨层连接, 使梯度能够在网络中稳定传播, 从而显著提高深层模型的训练稳定性与收敛效率。从结构上看, ResNet 由初始卷积层、多个残差块以及全局平均池化与分类层组成, 其中残差块通过跳跃连接实现特征复用与信息保留, 使网络在加深层数的同时能够提取更加抽象的高层语义特征。在本研究中, ResNet 作为基线模型引入, 在相同实验条件下进行训练, 一方面为模型性能评估提供稳定对照, 另一方面用于分析不同网络结构在舌象分类任务中的适用性差异。

两种模型在结构设计 with 特征表达机制上各具优势: EfficientNet-B0 在精度与效率之间取得良好平衡, ResNet 提供稳定可靠的基线性能。模型对比为后续实验分析提供了多维度参考依据。

### 3. 实验结果与分析

实验中采用统一的优化与正则化训练框架, 以提升模型在小样本数据集上的泛化能力与收敛稳定性。具体而言, 在优化方法上采用 AdamW 优化器对模型参数进行更新, 相较于传统 Adam, 其通过将权重衰减项与梯度更新解耦, 从而获得更有效的正则化效果, 同时利用一阶与二阶矩估计实现自适应学习率调整。关键超参数设置为: 基础学习率为  $\alpha = 3 \times 10^{-6}$  权重衰减系数为  $\lambda = 5 \times 10^{-4}$ , 批量大小为 8, 总训练轮数为 100, 并通过梯度裁剪将梯度范数限制为 1.0。



**Figure 3.** Loss function curve analysis. (a) EfficientNet-B0; (b) ResNet  
**图 3.** 损失函数曲线分析。(a) EfficientNet-B0; (b) ResNet

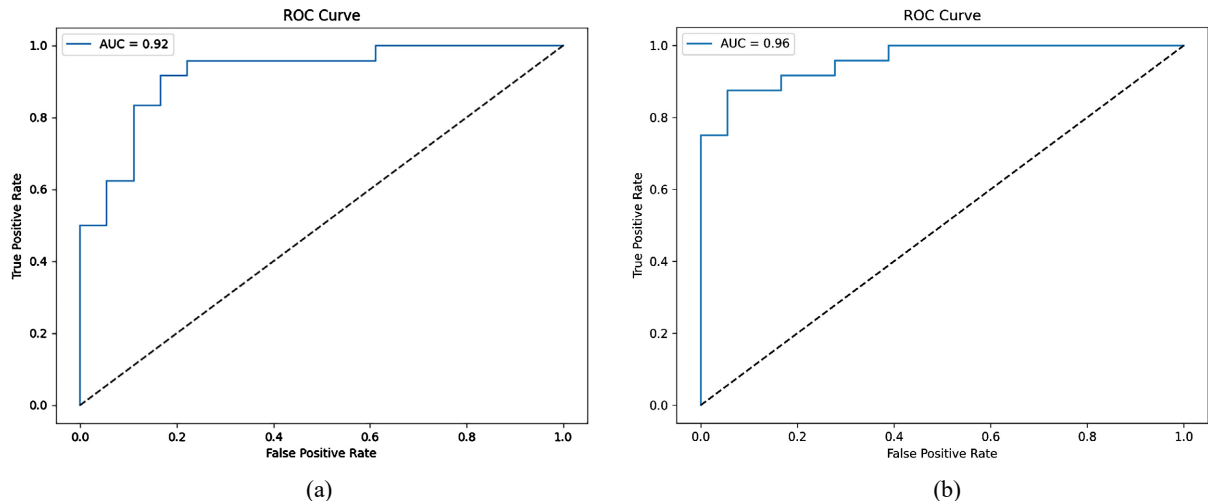
见图 3, 从损失函数变化趋势来看, ResNet 在训练过程中表现出较为稳定的收敛特性, 训练损失与验证损失均呈下降趋势, 且验证损失始终低于训练损失, 表明模型具备良好的泛化能力。相比之下, EfficientNet-B0 模型收敛较慢, 后期波动明显, 表现出典型的过拟合现象。这表明在小样本舌象数据集上, ResNet 在特征表达与泛化能力方面优于 EfficientNet-B0, 更适用于本研究任务。

见表 1, 在测试集上, 采用准确率、精确率、召回率、F1 值及 AUC 对模型性能进行综合评估。由表 1 可知, ResNet 在准确率、精确率、F1 值与 AUC 指标上略高于 EfficientNet-B0, 其中准确率为 0.8571, 精确率为 0.9091, AUC 为 0.9600; 而 EfficientNet-B0 在各项指标上也均保持了较高水平, 其准确率为 0.8334, 精确率为 0.8696, 召回率与 ResNet 持平, 为 0.8334, AUC 为 0.9167。

**Table 1.** Performance comparison of EfficientNet-B0 and ResNet models  
**表 1.** EfficientNet-B0 和 ResNet 模型性能对比

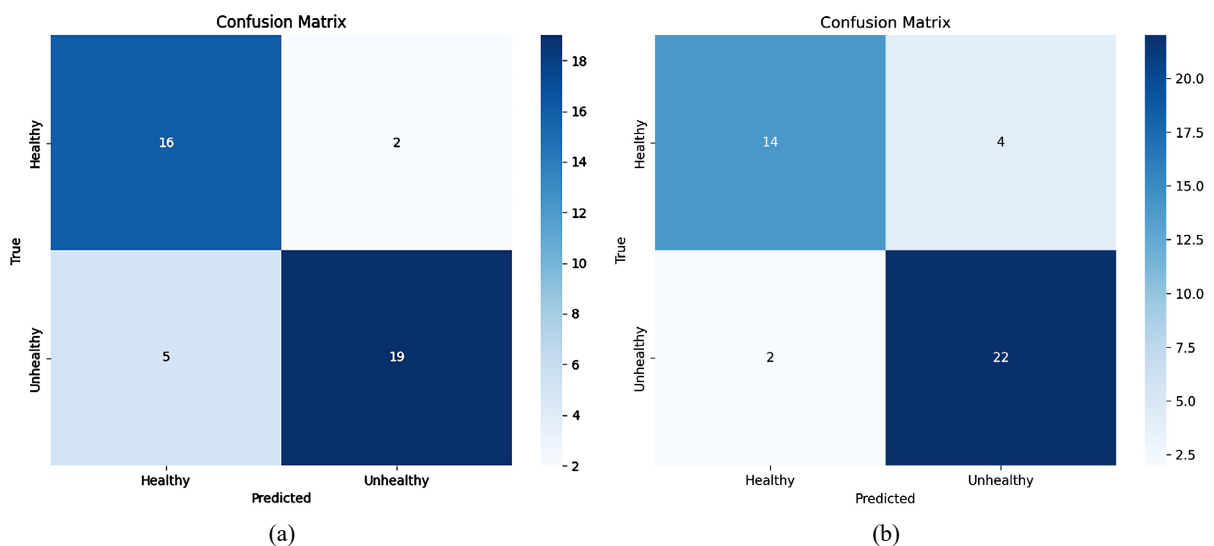
| 评估指标            | 准确率(Accuracy) | 精确率(Precision) | 召回率(Recall) | F1 值(F1-score) | AUC    |
|-----------------|---------------|----------------|-------------|----------------|--------|
| EfficientNet-B0 | 0.8334        | 0.8696         | 0.8334      | 0.8511         | 0.9167 |
| ResNet          | 0.8571        | 0.9091         | 0.8334      | 0.8696         | 0.9600 |

结合损失曲线与评估指标综合分析可以发现, ResNet 在训练过程中收敛更稳定、泛化能力更强, 在小样本舌象分类任务中有效控制了过拟合风险, 在小样本舌象分类任务中展现出了更均衡、可靠的性能表现, 更适配本研究场景。



**Figure 4.** ROC curve analysis. (a) EfficientNet-B0; (b) ResNet  
**图 4.** ROC 曲线分析。(a) EfficientNet-B0; (b) ResNet

见图 4 中 EfficientNet-B0 与 ResNet 模型在测试集上的 ROC 曲线结果, 可以对二者的分类性能进行对比分析。EfficientNet-B0 的 AUC 值为 0.9167, 曲线整体更贴近左上角, 在低假阳性率区域也保持了稳定的高真阳性率, 说明模型在区分正负样本时具备较强的判别能力与泛化性能。ResNet 模型的 AUC 值为 0.9600, 同样表现出良好的分类能力, 整体曲线也远离随机猜测的对角线, 但其在低假阳性率阶段的爬升速度略快于 EfficientNet-B0, 表明在控制误判的前提下, 模型对阳性样本的快速识别能力稍强。这一结果与前文损失函数变化趋势的分析相互印证, 进一步验证了 ResNet 在小样本舌象分类任务中, 在稳定性与泛化性能上的优势。



**Figure 5.** Confusion matrix. (a) EfficientNet-B0; (b) ResNet  
**图 5.** 混淆矩阵。(a) EfficientNet-B0; (b) ResNet

在舌象分类任务中, 桥本甲状腺炎及甲减样本的漏检(即将其误判为正常样本)具有更高的风险。见图 5 混淆矩阵可以看出, ResNet 在该方面表现更优, 其漏检数量仅为 2 例, 明显少于 EfficientNet-B0 的 5 例, 体现出更高的敏感性。而 EfficientNet-B0 虽然具有更少的误检(将正常样本误判为桥本甲状腺炎及甲减, 仅 2 例, 少于 ResNet 的 4 例), 但其漏检相对较多, 说明其在检测异常样本时存在一定保守性。因此, 从降低临床漏检风险的实际应用角度来看, ResNet 更适用于该任务。

## 4. 讨论

随着人工智能技术在医学影像分析领域的快速发展, 基于深度学习的无创辅助诊断方法逐渐成为疾病早期筛查的重要研究方向。针对甲状腺功能减退症早期诊断中存在的症状隐匿及传统检测手段依赖性强的问题, 本文基于舌象信息, 构建了一种融合多模型对比分析的深度学习诊断方法, 并系统评估了 EfficientNet-B0 和 ResNet 两种网络结构在舌象二分类任务中的性能表现。

实验结果表明, 不同模型在分类性能及适用场景上呈现出一定差异。其中, ResNet 在整体性能上表现最优, 在分类精度与计算效率之间取得了良好平衡, 验证了其复合缩放策略在小样本医学图像任务中的有效性; EfficientNet-B0 作为对比模型, 表现出稳定的分类能力, 说明残差结构在特征提取过程中的可靠性。这一结果表明, 不同网络结构在舌象分析任务中具有互补优势, 也从侧面验证了多模型对比分析的必要性。与传统依赖人工经验的舌诊方法相比, 本文方法通过深度学习实现了舌象特征的自动提取与量化分析, 显著降低了主观性带来的影响。同时, 相较于传统机器学习方法依赖手工特征设计的局限性, 所提出方法能够从原始图像中学习更加抽象和判别性的特征, 从而提升分类性能。此外, 通过引入舌体裁剪与数据预处理策略, 有效减少了背景干扰, 提高了模型对关键区域的关注能力, 为模型性能提升提供了重要支撑。

在小样本数据条件下, 本文模型仍能够保持较为稳定的分类表现, 表明所采用的迁移学习策略及正则化方法在缓解过拟合方面具有积极作用。这对于医学影像领域中普遍存在的数据获取困难问题具有重要意义。

尽管本文方法在甲减舌象分类任务中取得了较好的实验结果, 但仍存在一定局限性。首先, 数据集规模相对有限, 且样本来源具有一定单一性, 可能对模型的泛化能力产生影响; 其次, 在部分边界模糊或特征不明显的舌象样本中, 模型仍存在分类不稳定的问题; 此外不同个体之间舌象差异较大, 也增加了模型学习的难度。因此如何进一步提升模型对复杂样本的判别能力, 仍是后续研究的重点。

未来研究可从以下几个方面展开: 一方面, 可通过扩展数据集规模并引入多中心数据, 以提升模型的泛化能力与鲁棒性; 另一方面, 可结合更加先进的网络结构或引入注意力机制与多模态信息融合(如结合临床指标数据), 进一步提升模型性能; 此外, 加强模型可解释性研究, 使其更加符合临床应用需求, 也是未来的重要发展方向。

## 5. 结论

随着人工智能在医学影像分析领域的不断发展, 基于深度学习的无创辅助诊断方法已成为疾病早期筛查的重要方向。针对甲状腺功能减退症早期症状隐匿、传统检测手段依赖性强等问题, 本文基于舌象信息构建了深度学习诊断框架, 并对多种模型在二分类任务中的性能进行了系统对比分析。

实验结果表明, 相比于 EfficientNet-B0 模型 ResNet 在分类精度与计算效率之间取得了较优平衡, 整体性能最佳。在小样本条件下, 模型仍表现出较好的稳定性, 表明迁移学习与正则化策略在缓解过拟合方面具有积极作用。

综上所述, 本文提出的基于深度学习的舌象分析方法在桥本甲状腺炎辅助诊断中展现出良好的应用

潜力。该方法具有无创、便捷及低成本等优势，尤其适用于基层医疗场景，可为甲状腺疾病的早期筛查与智能诊断提供一种可行的技术路径。

## 基金项目

辽宁省大学生创新训练计划项目(项目编号: 202410144007)。国家级大学生创新训练计划, 项目名称: 乳腺肿瘤旋切手术智能导航系统。

## 参考文献

- [1] Taylor, P.N., Albrecht, D., Scholz, A., Gutierrez-Buey, G., Lazarus, J.H., Dayan, C.M., *et al.* (2018) Global Epidemiology of Hyperthyroidism and Hypothyroidism. *Nature Reviews Endocrinology*, **14**, 301-316. <https://doi.org/10.1038/nrendo.2018.18>
- [2] Garber, J.R., Cobin, R.H., Gharib, H., Hennessey, J.V., Klein, I., Mechanick, J.I., *et al.* (2012) Clinical Practice Guidelines for Hypothyroidism in Adults: Cosponsored by the American Association of Clinical Endocrinologists and the American Thyroid Association. *Endocrine Practice*, **18**, 988-1028. <https://doi.org/10.4158/ep12280.g1>
- [3] Huang, J. and Zhao, J. (2023) Quantitative Diagnosis Progress of Ultrasound Imaging Technology in Thyroid Diffuse Diseases. *Diagnostics*, **13**, Article 700. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13040700>
- [4] 金晓晨, 张丽萍, 苏琳, 娄锡恩. 从《伤寒论》三阴经辨证论治甲状腺功能减退症[J]. 湖南中医药大学学报, 2025, 45(2): 331-334.
- [5] Hu, X., Chen, Y., Shen, Y., Tian, R., Sheng, Y. and Que, H. (2022) Global Prevalence and Epidemiological Trends of Hashimoto's Thyroiditis in Adults: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Frontiers in Public Health*, **10**, Article ID: 1020709. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1020709>
- [6] Ruan, T., Wu, W., Piao, M., Sun, Y., Ju, X., Liu, M., *et al.* (2025) Machine Learning-Assisted Tongue Image Analysis for the Diagnosis of Hashimoto's Thyroiditis. *Frontiers in Medicine*, **12**, Article ID: 1673891. <https://doi.org/10.3389/fmed.2025.1673891>
- [7] Hassoon, A.R., Al-Naji, A., Khalid, G.A. and Chahl, J. (2024) Tongue Disease Prediction Based on Machine Learning Algorithms. *Technologies*, **12**, Article 97. <https://doi.org/10.3390/technologies12070097>
- [8] Yang, Z., Zhao, Y., Yu, J., Mao, X., Xu, H. and Huang, L. (2022) An Intelligent Tongue Diagnosis System via Deep Learning on the Android Platform. *Diagnostics*, **12**, Article 2451. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12102451>
- [9] 董竞方. 机器学习在甲状腺恶性结节超声图像识别及中医舌象分类中的应用[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京中医药大学, 2020.
- [10] Jiang, T., Lu, Z., Hu, X., Zeng, L., Ma, X., Huang, J., *et al.* (2022) Deep Learning Multi-Label Tongue Image Analysis and Its Application in a Population Undergoing Routine Medical Checkup. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, **2022**, Article ID: 3384209. <https://doi.org/10.1155/2022/3384209>
- [11] Peng, J., Li, X., Yang, D., Zhang, Y., Zhang, W., Zhang, Y., *et al.* (2020) Automatic Tongue Crack Extraction for Real-Time Diagnosis. 2020 *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, Seoul, 16-19 December 2020, 694-699. <https://doi.org/10.1109/bibm49941.2020.9313383>
- [12] Thanikachalam, V., Shanthi, S., Kalirajan, K., Abdel-Khalek, S., Omri, M. and M. Ladhari, L. (2022) Intelligent Deep Learning Based Disease Diagnosis Using Biomedical Tongue Images. *Computers, Materials & Continua*, **70**, 5667-5681. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.020965>